
一般口演A

[OA-2] 一般口演 A

Shapley Additive Explanationを用いた機械学習モデルの解釈と医療
実データへの応用

2019年6月7日(金) 14:15 ~ 14:55 第1会場 (熊本市民会館 1F 大ホール)

[OA-2] Shapley Additive Explanationを用いた機械学習モデルの解釈と医療
実データへの応用

野原 康伸 (九州大学病院)

Shapley Additive Explanation を用いた 機械学習モデルの解釈と医療実データへの応用

野原 康伸^{*1}, 松本 晃太郎^{*2}, 副島 秀久^{*2}, 中島 直樹^{*1}

^{*1}九州大学病院, ^{*2}済生会熊本病院

Explanation of Machine Learning Models Using Shapley Additive Explanation and Application for Real Data in Hospital

Yasunobu Nohara ^{*1}, Koutarou Matsumoto ^{*2},

Hidehisa Soejima ^{*2}, Naoki Nakashima ^{*1}

^{*1} Kyushu University Hospital ^{*2} Saiseikai Kumamoto Hospital

抄録: 近年、機械学習手法の医療分野への応用が進んでいる。機械学習モデルは医療分野で多い非線形性等をとらえやすく予測性能が高い一方で、なぜそのような結果が出たのかを説明できない点が大きな課題とされてきた。SHAP(SHapley Additive exPlanation)は、経済学者シャプレーが考案した利益の公平分配方法を応用し、機械学習の出力を各説明変数の貢献度に応じて決まる SHAP 値の線形和の形で表現することで、機械学習の結果を解釈する手法の一つである。本発表では、医療実データを用いて構築した脳梗塞軽症パスの重症度予測モデルに適用して解釈を行い、従来解釈手法との比較を行う。A/G 比が重症度予測の重要度 8 位の説明変数として抽出されたほか、変数のグループ化や交互作用項の発見等で従来手法よりモデルの解釈が容易となった。

キーワード SHAP、機械学習、解釈性、脳梗塞、A/G 比

1. はじめに

近年、深層学習をはじめとする機械学習手法の医療分野への応用が進んでいる。従来の医療統計手法と異なり、機械学習モデルは非線形性等をとらえやすく予測性能が高い一方で、中身がブラックボックスの場合が多く、なぜそのような結果が出たのかを説明できない点が大きな課題とされてきた。この問題に対して、SHAP (SHapley Additive exPlanation)が提案されている[1]。経済学者シャプレーが考案した「複数人が協力して仕事をした場合の利益の公平分配方法」を応用し、機械学習の出力を各説明変数の貢献度に応じて決まる SHAP 値の線形和の形で表現する。SHAP により、説明変数とアウトカム間の非線形な関係を図示できる他、SHAP 値の傾き(微分)が、一般化線形モデルの偏回帰係数に対応するなど、既存の解釈手法との親和性も高い。

本発表では、医療実データを基に構築した機械学習モデルに SHAP を適用して解釈を行い、従来解釈手法との比較を行う。また、関連する説明変数を合成してグループ化し解釈を容易にする方法や、交互作用項の発見手法について提案する。A/G 比の予後への影響についても議論する。

2. 方法

2011~2016 年に済生会熊本病院へ入院し、脳梗塞軽症パスを適用された患者の内発症前 mRS が 3 未満の 1534 名を対象に、退院時 mRS が 3 以上に悪化するかを予測する予測器を機械学習手法の一つである Gradient Boosting Decision Tree を用いて作成する。説明変数には、入院当日中に入手可能な 1714 変数を用いる。この予測器を新旧手法で解釈し、患者の予後悪化に関連する重要因子を抽出・比較する。

3. 結果と考察

退院時 mRS3 以上を予測する予測器の交差検証により求めた所 AUC の平均は 0.788、標準偏差は 0.006 であり、十分な予測精度が得られた。

1) SHAP 総合プロット

作成した予測器の変数重要度を SHAP 法で評価し重要変数 Top20 とアウトカムへの影響を示した図(SHAP 総合プロット)を Fig1 に示す。

SHAP 総合プロットでは、予測に対する寄与度が高い説明変数が上から順に並ぶ。各行は各説明変数に対応し、その中の各点が 1 患者を表す。赤色が患者の当該変数の値が大きいことを、青色は小さいことを、黒色は欠損値であることを示す。

横軸は SHAP 値であり、ロジスティック回帰では対数オッズに対応する。よって、赤点が右に、青点が左に集まっていれば、当該変数の値が大きいほどリスクが大きくなることを意味する。NIHSS や Branch Atheromatous Disease(BAD)、等臨床医の経験に合致するものが上位に上がる中、8 番目に重要な変数として A/G 比が抽出された。

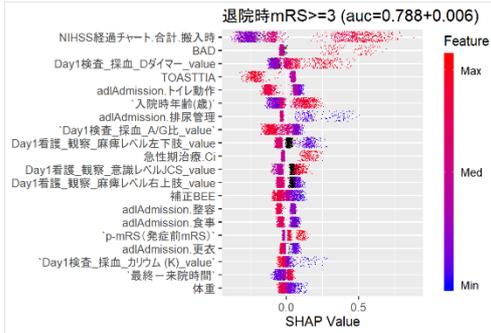


Fig.1 SHAP 総合プロット

2) 既存の重要度評価手法との比較

重要度評価手法として既存の Gain 法を用いて説明変数を評価した結果を Fig.2 に示す。

Fig1 と Fig2 の両者の Top20 変数同士を比較したところ、順位の変動はあるものの、18 個の変数が一致し、今回の解析結果に関しては大きな差はみられなかった(なお、A/G 比は 8 位で同着)。一方、既存の Gain 法のグラフでは変数の重要度が示されるだけで、各説明変数がアウトカムに与える影響は、読み取れない。また、次節で説明するグループ化は SHAP 法のみにも適用可能である。

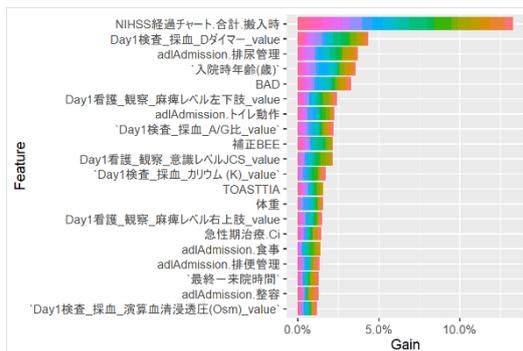


Fig.2 Gain 法で評価した重要説明変数 Top20

3) SHAP を用いた説明変数のグループ化

Fig.1 において、adlAdmission で始まる複数の項目が上位に挙がっている。これらは、DPC 様式 1 に記載されている入院時の ADL スコア全 10 項目の各評価項目を示しており、一つにまとめて取

り扱うことでモデルの理解が容易になる場合がある。そこで、各評価項目の SHAP 値を患者毎に合計した adlAdmission.all を考え、グループ化してみる。結果を Fig.3 に示す。これまで入院時 ADL の重要度が各項目に分散されていたが、統合化したことで 2 位に浮上し、NIHSS に匹敵する重要な変数群であることが明確となった。

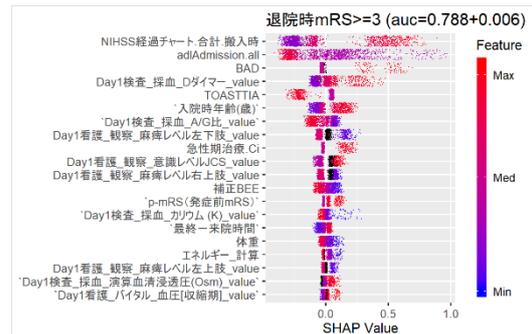


Fig.3 入院時 ADL 全 10 評価項目のグループ化を実施した SHAP 総合プロット

4) A/G 比とアウトカムの関係

A/G 比の A、アルブミンの急性期脳梗塞における脳保護効果は知られているが、アルブミン単体では重要変数として抽出されなかった。そこで、A/G 比の SHAP 値に対して、共分散の 1 番大きな説明変数を調べ、交互作用項を抽出したところ、血栓生成と関連する D ダイマーであることが分かった。両者の関係を調べたところ、A/G 比が 1.5 以上の群の中には、D ダイマー高値患者があまり存在しないことが分かった。Fig.4 のような関係が推定され、アルブミンと D ダイマーの両者と関連する A/G 比が重要変数として抽出されたと考えられる。

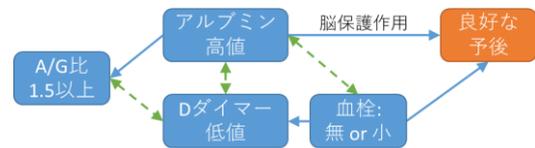


Fig.4 A/G 比と患者予後の関係(推定): 実線が因果関係を、破線が相関関係を表す

参考文献

[1] Scott M Lundberg and Su-In Lee: A Unified Approach to Interpreting Model Predictions. Proc. of Advances in Neural Information Processing Systems 30, 4768-4777. 2017